

心音智能听诊技术的研究现状与应用展望

王志¹, 张菲菲², 陈始圆³, 陈扶明⁴, 袁履凡¹, 季云峰⁵, 李川涛⁶

1. 上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093;
2. 海军军医大学国际军事医学交流中心对外汉语教研室;
3. 海军军医大学海军医学中心航空医学研究室, 上海 200433;
4. 中国人民解放军联勤保障部队第940医院, 甘肃兰州 730050;
5. 上海理工大学机器智能研究院, 上海 200093;
6. 海军军医大学海军医学中心航空生理心理训练队, 上海 200433)

摘要: 心血管疾病(CVD)已成为人类健康最大的威胁之一, 因此准确检测早期病情对降低心血管疾病的死亡率具有至关重要的意义。电子听诊、远程听诊和智能听诊的需求日益增加, 通过回顾性研究现阶段电子听诊器及智能听诊算法在心脏疾病诊断的研究和应用, 较为全面地列举了现有电子听诊器及心音数据库, 归纳了心音智能听诊亟需解决的一些关键技术, 在算法方面为提升智能听诊准确率提供建议, 还对电子听诊和智能听诊的发展方向提供建议。

关键词: 心脏疾病; 心音; 智能听诊; 电子听诊器; 深度学习; 机器学习

DOI: 10.11907/rjdk.222211

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2023)007-0212-08

Research Status and Application Prospect of Intelligent Auscultation Technology of Heart Sound

WANG Zhi¹, ZHANG Feifei², CHEN Shiyuan³, CHEN Fuming⁴, YUAN Lyufan¹, JI Yunfeng⁵, LI Chuantao⁶

1. School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2. Department of Teaching and Research of Chinese as a Foreign Language, Center for International Military Medical Exchange, Naval Medical University;
3. Department of Aviation Medicine, Naval Medical Center, Naval Medical University, Shanghai 200433, China;
4. The 940th Hospital of PLA Joint Logistic Support Force, Lanzhou 730050, China;
5. Institute of Machine Intelligence, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
6. Aviation Physiology and Psychology Training Team, Naval Medical Center, Naval Medical University, Shanghai 200433, China)

Abstract: Cardiovascular disease (CVD) has become one of the greatest threats to human health, so accurate detection of early disease conditions is crucial for reducing the mortality rate of cardiovascular disease. With the normalization of the COVID-19, the demand for electronic auscultation, remote auscultation and intelligent auscultation is increasing. Through a retrospective study of the research and application of electronic stethoscope and intelligent auscultation algorithms in the diagnosis of heart disease at this stage, a more comprehensive list of existing electronic stethoscope and heart sound databases is given, and some key technologies that need to be solved urgently in the intelligent auscultation of heart sounds are summarized, providing suggestions on algorithms to improve the accuracy of intelligent auscultation, Suggestions are also provided on the development direction of electronic auscultation and intelligent auscultation.

Key Words: heart disease; heart sound; intelligent auscultation; electronic stethoscope; deep learning; machine learning

收稿日期: 2022-10-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(61901515); 海军特色医学中心抗疫专项基金项目(20M0201); 海军军医大学军民融合专项基金项目(21X0201)

作者简介: 王志(1996-), 男, 上海理工大学健康科学与工程学院硕士, 研究方向为便携生理信号监测设备研制、数字信号处理; 李川涛(1987-), 男, 博士, 海军军医大学海军医学中心航空生理心理训练队助理研究员, 研究方向为便携生理信号监测设备研制、数字信号处理。本文通讯作者: 李川涛。

0 引言

心血管病(Cardiovascular disease, CVD)作为全球第二大致死病,主要由高脂血症、血液黏稠、动脉粥样硬化、高血压等导致心脏及全身组织发生缺血性或出血性疾病^[1]。据2021年发布的《中国心血管健康与疾病报告2021》显示^[2],2019年农村和城市CVD死亡人数分别占总死亡人数的46.74%和44.26%,每5例死亡者中就有2例因CVD死亡。由于医疗资源配置不平衡,农村地区医疗条件较差,患者对疾病的认识不足等原因,近年来农村地区冠心病和脑血管病的死亡率持续超过城市地区。

目前,临床应用的心血管疾病检测方法主要包括心电图(Electro Cardiogram, ECG)、超声心动图(Ultrasonic Cardiology, UCG)、冠状动脉造影(Coronary Angiography, CAG)、心音听诊等。心电图具有诊断方便安全、成本低的优势,但在发病中晚期心电才会出现异常,因此治疗存在一定的滞后性;超声心动图在先天性心脏病、心脏瓣膜病诊断方面具有显著优势,但成本较高、需要专业医生使用,因此普适性较差;冠状动脉造影的创伤性、耗时长和高成本对其推广、应用具有一定的限制;心音听诊具有轻巧、便携、无创、经济等优势,尤其在心血管疾病的早期筛查,特别是基层首诊中意义重大,能避免复杂、昂贵、有创检测方法,是目前基层医护人员最普遍使用的检测手段^[3]。

Montinari等^[4]认为法国医生Laennec在1816年受木筒传声启发发明的传统听诊器,为早期心音听诊作出了重要贡献,但过度依赖人耳听力和医师主观经验,心音听诊结果往往受到医生主观因素影响,因此一直以来只能作为定性的心音分析手段,无法制定标准进行量化。直到2000年,美国3M公司成功研制并生产出电子听诊器,才实现了心音听诊电子化。近年来,随着科技飞速发展,电子听诊器再次步入新数字时代,尤其是可视化动态心音图极大推进了心音听诊工作的发展,实现该技术的核心是通过高性能心音传感器获取无损的原始心音信号,即使心音研究工作从定性化研究向量化方向突破,也为抗击新冠肺炎疫情作出了重要贡献^[5]。

数字化电子听诊器相较于传统听诊器在临床应用中具有以下优势:①可积累经验,传统听诊器的诊断结论受医生主观经验影响较大,且听诊经验多以感性描述为主,缺乏可回顾性音频文件,经验不易传承;②适用人群、场景更广泛,肥胖者、老年人和体弱病人的心音传播到体表后相较于正常人更微弱,此时依靠人耳感知将难以完全获取,而电子听诊具备的音频放大技术可有效解决该问题;③可用于智能听诊,累积、传承听诊经验,通过电子听诊标准化录取患者心肺音、专家对音频进行分类、人工智能算法对数据和标签进行建模来实现智能听诊,进而辅助听诊经验不足的医生诊断疾病。

综上,本文总结分析了数字化心音与人工智能技术相结合的相关文献,详细介绍近10年人工智能技术在心音智能识别领域的发展及应用情况,就心音智能听诊需要解决的关键技术问题梳理,并对该技术的未来发展与应用进行展望。

1 心音概述

心音是指由心肌收缩、心脏瓣膜关闭和血液撞击心室壁、大动脉壁等引起振动所产生的声音^[6],可分为第一心音、第二心音、第三心音、第四心音和心脏杂音。

图1为来自Physionet数据库的心音波形图,由此可见第一心音由二尖瓣关闭和三尖瓣关闭组成;第二心音由主动脉瓣和肺动脉瓣活动形成;第三心音紧跟第二心音后的低频心音;第四心音也是低频心音。通常而言,正常情况下能听到第一、第二心音,仅在儿童及青少年中听到第三心音,第四心音很少听到。相较于心电信号,心音信号能更早体现心脏疾病的病理现象。部分情况下,在心电信号反常前,心音信号就会出现反常表现,例如在诊断冠状动脉疾病时,冠脉阻塞率在25%时就已经能使心音信号发生变化,而冠脉阻塞率必须在70%~75%以上时才能造成心电图信号变化^[7]。此外心音信号检测具有无创伤性特点,在检测心脏疾病中重复性好,因此具有重要的实际应用价值。

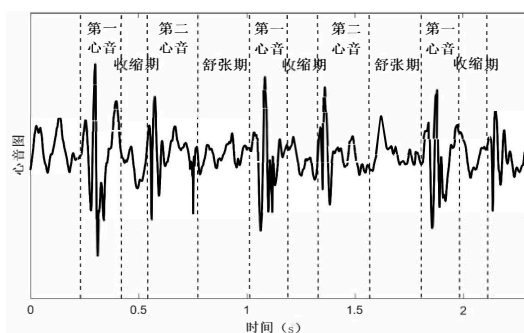


Fig. 1 Waveform of heart sounds

图1 心音波形图

心脏杂音是指心音与额外心音(非第一、第二心音)之外,在心脏收缩或舒张时,血液在心脏或血管内产生湍流导致室壁、瓣膜或血管振动而产生的异常声音。听诊时,根据第一、第二心音和心脏杂音出现的有无、位置、响度等综合判断心血管疾病。

目前,在心音心血管智能诊断方面存在以下问题:精准分割心音是智能听诊的基础,但由于心音个体差异和听诊环境不同,设计具备高普适性、强鲁棒性的心音精准分割方法难度较大;心音缺乏具有标签的大规模规范化数据库,目前图像识别领域具有ImageNet数据集(包含百万级别的人工标记图片)、AudioSet(包含了百万级人类标记的10s声音集合),但心音智能诊断领域并未存在上述数量级的数据库,这也是智能听诊面临的一个难题。

2 心音定位分割与智能听诊研究现状

定位分割心音主要是定位心音信号的边界并识别信号类型,即第一心音(S1)、第二心音(S2)。目前,应用心音图(Phonocardiogram, PCG)分割的心音的研究算法主要包括包络提取算法、基于特征提取算法和基于机器学习的算法。

2.1 包络提取算法

包络提取主要通过提取PCG信号的包络图来辨别心动周期,该算法通常利用香农能量包络^[8-9]、希尔伯特包络^[10]、小波变换^[11-12]等方法获取心音的包络特征。Sepeshri等^[13]利用心音信号的短时频谱能量和自回归参数提取心音的包络。Liang等^[14]认为非线性变换中等信号强度与高信号强度的衰减相关,可通过计算PCG信号包络香农能量分割心音,但通常情况下包络标准需要与幅度相关的阈值分割心音,认为只有高于阈值的能量波峰才属于心音信号。然而,当心音强度由于病理因素较弱时会消除较小能量的心音,产生误差。呼俊杰^[15]提出双阈值法和极值点相结合的方法分割心音信号,相较于阈值法的分割精度有所提升。

基于包络的心音分割方法的缺点主要为杂音或背景噪声,可能遗漏真正的基础心音峰值,而检测到额外假峰^[16];在设置峰值阈值时,通常默认收缩期短于舒张期,但在新生儿、婴儿或部分心脏病患者的心音信号中,这一假设并不成立。

2.2 基于特征提取算法

基于特征提取算法的思路是从PCG信号中提取相关特征,例如时域特征^[17]、频域特征^[18]、小波特征^[19]等,如图2所示。Chen等^[20]计算经过预处理的心音信号的频谱特征,使用K均值聚类将该特征后输入一个分类器,将每个检测到的声音片段分类为S1或S2,但需要通过心音活动检测步骤识别被标记为S1或S2的候选PCG段,无法提供心音信号准确的位置和边界。Liu等^[21]提出一种时域、频域和时频域分析相结合的心音自动分割方法,首先确定心音分量的边界,然后识别心音分量,最后根据边界定位和分量识别结果分割心音,实验结果准确率为99.93%。然而,不同人群的心音信号特性差异性较大,基于模型的心音分割方法难以在统一的模型中建模所有心音信号,尤其在采集心音信号过程中存在噪声干扰的情况下,将更不利于心音信号建模。

传统机器学习算法主要指通过人工设计心音的有效特征,以训练传统机器学习分类器识别各种心音。Zheng等^[22]提出基于心脏储备指数的混合特征提取方法,采用最小二乘支持向量机实现慢性心力衰竭计算机辅助智能诊断,诊断准确率、灵敏度和特异性均达到90%。Hadi等^[23]提出使用S-Transform(S变换)技术提取特征,运用多层感

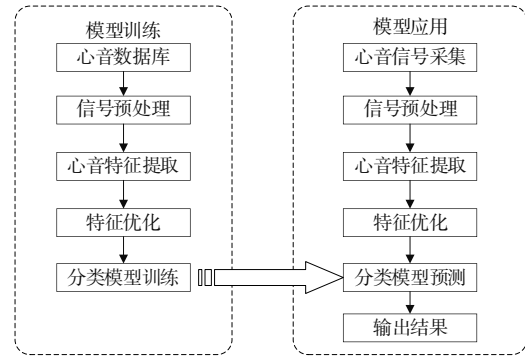


Fig. 2 Basic process of feature extraction based algorithm

图2 基于特征提取算法的基本流程

知器网络进行心音病例分类,实验表明分类准确率较高。Maragoudakis等^[24]提出一种基于马尔科夫链的贝叶斯推理方法,并在心音数据集中得以验证,分类效果高于其他分类器。

2.3 基于卷积神经网络的智能听诊

传统机器学习算法依赖手工设计的心音有效特征,一旦特征选择不理想将导致算法性能不佳,因此特征选择至关重要。然而,针对各种环境下不同病理的心音,设计、筛选统一有效的特征异常困难,这使得基于传统机器学习的算法将难以进一步优化。作为机器学习分支,深度学习已在语音识别、图像识别^[25-26]、目标检测^[27]等领域得到了广泛应用。谭朝文等^[28]通过卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)、循环神经网络和长短期记忆网络对心音进行分类,结果表明基于卷积神经网络的分类算法性能最优。

深度学习智能听诊算法通常采用人工提取的特征结合自动学习提取的特征训练神经网络分类模型。目前,基于卷积神经网络的智能听诊主要包括基于传统特征提取的分类方法、基于图像识别的分类方法。

2.3.1 基于传统特征提取

CNN是一个热门的深度学习网络,研究人员将传统特征提取与CNN相结合,利用其自主学习特性获得最优结果。Bozkurt等^[29]将最常用的特征(MFCC和Mel谱图)通过最先进的系统和时频进行表示,即将子带包络作为替代特征,在两个可能设有大量高质量数据库的测试表明,该模型的灵敏度为0.845,平均准确率为0.815。Maknickas等^[30]利用深度卷积神经网络和Mel频谱系数识别正常和异常的心音信号,算法基于PhysioNet心音数据库开发,并在竞赛测试集上加以验证,结果表明相较于目前最好的模型(分数为86.02%)仅相差1.87%。Nilanon等^[31]采用卷积神经网络结合MFCC特征和心音信号的光谱图特征实现心音分类,并在分类过程中采用多段音频分类投票策略提升分类准确率,与支持向量机、随机森林和逻辑回归算法的分类性能进行比较的结果表明,卷积神经网络分类算法性能最佳。

2.3.2 基于图像识别

目前,利用 CNN 图像识别分类的相关研究已成为热点,Renna 等^[32]利用与图像分割相类似的方法,对神经网络的输出采用不同时间建模,使输出状态序列与心音信号内的自然状态序列(S1、收缩期、S2、舒张期)一致,并在公开的 PhysioNet 数据集中测试心音信号,结果表明该方法检测 S1、S2 心音的平均灵敏度为 93.9%,平均阳性预测值为 94%。

Ren 等^[33]在大规模图像数据中使用预训练卷积神经网络(CNNs),通过学习深度 PCG 验证了 PCG 信号分类的有效性。首先将 PCG 文件分割为长度相等的块,然后利用小波变换从每个数据块中提取尺度图,接下来将尺度图输入一个预先训练好的 CNN,通过静态分类器实现分类,或将尺度图输入通过迁移学习调整预训练网络形成的端到

端 CNN。实验结果表明,该模型的平均准确率为 56.2%,相较于传统音频处理特征和支持向量机方法在准确率方面提升 19.8%。

尽管,近年来各学者相继提出一些基于 CNN 的心音分类方法,但由于心音数据库较少,心音分类算法往往在小样本中进行训练分类,普适性、鲁棒性无法得到有效验证,因此无法在临床中得到适用。

3 心音智能听诊数据库与硬件

3.1 心音听诊数据库

表 1 为 7 个研究团队历时 10 多年独立收集的数据集,由于硬件、记录位置、数据质量和患者类型存在很大差异,因此识别、诊断方法也各不相同。

Table 1 Specific description of 11 databases

表 1 11 个数据库的具体描述

数据来源	病例分类	听诊采样位置	录制时长/s	音频数目	采样频率/Hz	听诊器频率带宽/Hz
麻省理工学院心音数据库 ^[34-35]	正常	9 个不同采样位置	33±5	409	44 100	20~20k
	二尖瓣脱垂					
	良性的杂音组					
	主动脉瓣疾病 其余杂项病理					
奥尔堡大学心音数据库 ^[36-38]	正常	三尖瓣区域	8	695	4 000	20~1 000
	冠状动脉疾病					
亚里斯多德大学塞萨洛尼基心音数据库 ^[39]	正常	心尖区域	47±25	45	4 000	未知
	二尖瓣返流	肺部听诊	60±30			
	主动脉瓣狭窄		43±21			
科恩图西理工大学数据库 ^[40-41]	正常	肺部听诊(4 处)	15	174	4 000	未知
	异常					
高级阿尔萨斯大学心音数据库 ^[42-43]	正常	未知	14±5	79	8 000	未知
	宇航员(正常)		10±5			
	异常		16±9			
大连理工大学心音数据库 ^[44-46]	正常	胸部	209±78	673	800~22 050	未知
	冠状动脉疾病	二尖瓣区域	17±12			
设拉子大学成人音数据库 ^[47]	正常	心尖区域	33±5	114	8 000	20~1 000
	异常					
斯基比·西格胡斯医院心音数据库	正常	第二肋间区域	36±12	35	8 000	未知
	异常					
设拉子大学 ^[47]	胎儿	产妇腹部	119	180	8 000	20~1 000
	预产妇	未知	92			
	正常					
Thinklabs 心音库 ^[48-51]	正常	多处采样位置	15±5	105(仍在更新)	未知	未知
	异常					
生命科学前沿数据库 ^[52-54]	正常	多处采样位置	2	25	未知	未知
	异常					

由表 1 可知,不同数据库差异较大,目前人工智能算法的开发和验证大多基于以上数据库,虽然准确率大部分可达到 90% 以上^[34,47],但由于数据集均存在噪声少、缺乏相关的标准化认定等问题,因此难以证明其算法在实际筛查应用中的鲁棒性。并且,部分数据集所涵盖的疾病分布较少,同样会影响算法的普适性,不利用智能听诊的临床应用。

此外,由于缺失高质量、标准化、带标注的心音数据,

将导致智能听诊算法的研发与测试受阻,进一步制约心音智能诊断分析技术的发展和應用。

心音数据属于音频数据,极易受采集环境的噪声干扰,并且不同硬件设备所采集的音频质量存在差异,因此建立一个标准、权威的心音数据库并非易事,需组织专家达成共识,统一采集硬件设备参数、规范心音采集流程、明确心音数据库数据分布、统一基于心音特征心脏病诊断标准,并完成心音数据的收集和诊断标注工作。

3.2 电子听诊器硬件

中国医学科学院院林雪等^[55]在调研医学听诊现状需求分析中指出,调研人群中81%的医学生认为个人听诊的结果无法得到校正;68%的学生认为缺乏重复练习机会,临床医学生的听诊能力下降已成为世界性难题,传统单一电子听诊器已无法满足临床教学。随着更先进的深度学习、心音去噪等算法被相继提出,融合传统电子听诊器与人工智能的心音识别技术能实现病例诊断,结合心音图影

像可有效提升临床教学质量。

目前已具有多款电子听诊设备,主要包括2009年美国3M公司开发的Littmann3200电子听诊器,2014年美国Thinklabs医疗公司开发的The One智能听诊器,2020年Eko公司与3M公司合作开发的3M Littmann CORE智能听诊器,2022年Eko公司开发的Eko DUO智能听诊器,2020年新冠疫情期间海军特色医院研究中心研制用于火神山医院的隔离式无线电子听诊器,具体功能如表2所示。

Table 2 Functions and analysis of five main electronic stethoscopes

表2 5款主要电子听诊器的功能与分析

设备名称	功能	分析
Littmann 3200电子听诊器	具有蓝牙、降噪技术,提供多种听诊模式,具备听诊助手客户端软件	心音质量高,但无人工智能算法且售价昂贵
Littmann CORE智能听诊器	获得FDA(美国食品药品监督管理局)认证、具有主动降噪技术、具有模拟和数字听诊选项,使用eko配套人工智能算法	心音质量高、具有人工智能算法,能够智能检测心脏杂音
Eko DUO智能听诊器	获得FDA(美国食品药品监督管理局)认证,可视化 and 共享心音波形,具有配套软件(EMAS)	心音质量高,具有人工智能算法,能够智能检测和表征成人及儿童患者的心脏杂音
The One智能听诊器	具备Thinklink移动套件,实现听诊器与手机、电脑及其他设备连接	工业设计高、音质好,但售价昂贵,无人工智能算法
隔离式无线电子听诊器 ^[4]	心电、心音同时采集,实现听诊器与手机、电脑及其他设备连接	心电、心音质量高,无人工智能算法

在心音智能听诊的筛查应用中,听诊设备应结合人工智能算法,实现自动、快速、准确的智能听诊。目前,Eko公司开发的Eko Murmur分析软件(EMAS)基于机器学习算法(数据集并未完全开放),使用Eko智能听诊器可分析心音、心电图和心电图信号,能自动检测可能存在的杂音、杂音发生时间和特征,包括S1、S2、生理性心脏杂音、结构性心脏杂音和非心脏杂音。研究证明,在临床应用中EMAS算法大幅度提升了医护人员识别瓣膜性心脏病的概率,总体敏感性和特异性约为85%^[56]。同时,该软件提供的心音分析能为临床医生提供决策支持依据,可将分析结果与自身评估和临床判断相结合,从多方面发挥数字化和智能化的作用,推动听诊在远程、移动、数字化医疗教学中的应用。

应用于新冠肺炎集中诊疗病区、各种传染病病区及医疗条件薄弱的医院、诊所对患者进行分级诊疗。

目前,心音研究受到了相关医疗领域甚至人工智能领域研究人员的广泛关注和重视,深度学习在各领域取得了不错的成绩,被广泛认同和应用,研究者需探索新的方法解决心音智能听诊中存在的问题。除CNN之外,Ronneberger等^[58]参加ISBI Challenge时提出一种基于FCN的分割网络——U-Net,现已成为医学影像分割领域著名的网络架构,经过修改和扩展后的U-Net能适用于规模较小的训练集,输出的分割结果相较于传统模型更高。具体为,U-Net上采样过程中存在大量通道,使网络将上下文信息向更高分辨率传播,并且其扩展路径与收缩路径对称,形成了一个U型的形状段,通过跳跃连接方式融合来自不同阶段的特征图,具体结构如图3所示。

4 未来智能听诊关键技术展望

随着奥密克戎传染性的增强,传统听诊器将无法适用,电子听诊也存在交叉感染的风险。因此,规范电子听诊器的使用、消杀流程,并通过实验证明电子听诊的安全性十分必要^[57]。未来,可开发相关无线智能听诊器,将其

U-Net网络架构一经提出,就在医学影像分割领域产生了广泛影响。Gordienko等^[59]使用U-Net网络进行胸部X光影像的肺分割实验,结果表明U-Net网络能快速、精准地分割医学影像。当面对医学影像分割任务时,这种扩展和收缩路径所组成的编码—解码网络架构便成为了研究者的首选。Sharan等^[60]通过实验测试U-Net信号的去

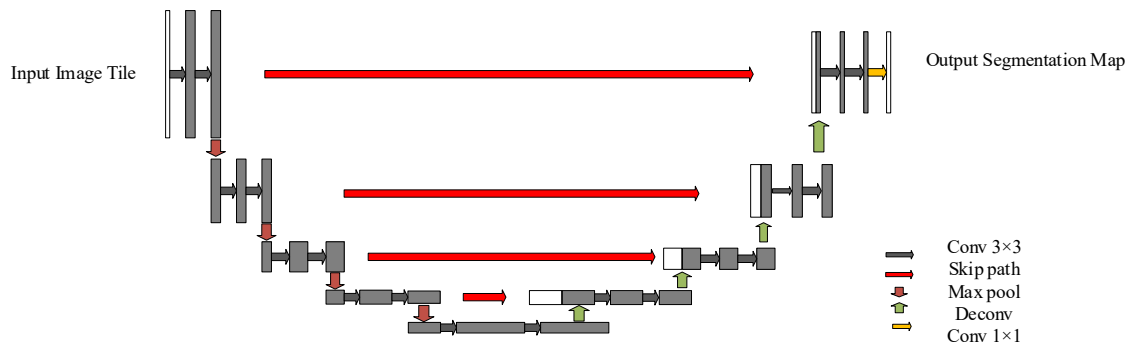


Fig. 3 U-net architecture

图3 U-net架构

噪能力,证明了U-Net可去除心脏信号的噪声,并大幅度缩短训练时间,降噪后的心脏信号将有助于临床诊断心脏疾病。Babu等^[61]提出基于U-Net和经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)方法的全连接神经网络(Deep Neural Networks, DNN),该网络识别肺声干扰PCG的基本心音段准确率为91.17%,显著提高了识别精度。

然而,神经网络会随着宽度、深度的增加,面临梯度消失或梯度爆炸引起的网络退化问题。为此,He等^[62]提出残差网络(Residual Networks, ResNet),并在2016年斩获ImageNet图像识别竞赛的冠军,目前已成为深度学习领域的基础网络,残差块的输入通过残差路径直接叠加到残差块的输出中,通过尝试学习并拟合残差以保证增加的网络层数不会削弱网络表达性能。

注意力机制借鉴了人类的注意力思维方式,最初被应用于基于循环神经网络模型的图像分类^[63]、自然语言处理^[64]、图像说明^[65]等深度学习任务,并取得了显著成果。该机制为了将注意力集中于局部关键信息,首先扫描全局信息发现局部有用信息,然后增强有用信息并抑制冗余信息。

图4为深度残差收缩网络结构图,深度残差收缩网络主要思路为深度学习+软阈值化+注意力机制,它是一种面向强噪声或高度冗余数据的特征学习方法,主要将软阈值化嵌入残差网络中消除冗余信息。

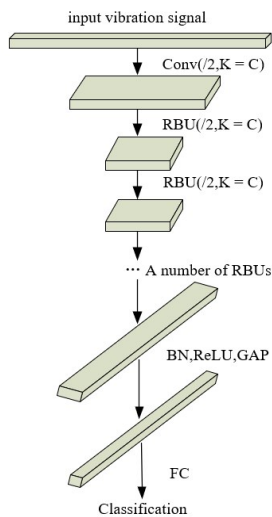


Fig. 4 Deep residual contraction network

图4 深度残差收缩网络

由于各样本中冗余信息含量通常各不相同,可借助注意力机制根据各个样本的情况,自适应地给样本设置不同阈值。Zhao等^[66]通过实验比较深度残差网络与传统深度学习方法,在各种噪声实验中验证了所提方法能有效提升模型对噪声振动信号的学习能力,该网络不仅相较于经典ConvNet在精确度方面提高10.93%,在各种人工插入的噪声类型和数量下相较于经典ResNet在平均测试精度方面提高2.30%,证实了该方法可应用于智能听诊。由于深度残差收缩网络集成了一些网络作为可训练模块,能自动确

定阈值,因此无需具备专业信号处理知识的操作人员也可使用。此外,BiGRU^[67]、LSTM^[68]、CNN-LSTM^[69]等模型也可选择使用。

现阶段,研究应用于智能听诊技术的深度学习技术,大部分基于筛选的特定数据集,尚未在临床环境中基于大样本进行实验验证。针对数据库数据不足的问题,邹佳成^[70]、杜慷^[71]使用Audio Set数据集预训练VGGish网络,并将参数迁移到目标网络的VGGish网络层。其中,杜慷提出VGGish-Bi GRU模型的肺音识别方法,在提取肺音特征时冻结VGGish网络中各层参数,利用数据微调Bi GRU网络层参数重新训练网络,实验总体精度达到87%以上。此外,基于VGGish-BiGRU模型,通过Audio Set进行迁移学习训练也可识别心音,能在一定程度上克服现有数据量较少的问题。

5 结语

目前,在心肺疾病的诊断方面医学界已发明了各种行之有效的高精尖方法,但作为有着悠久历史的听诊器因其便捷性、低成本和非侵入优点仍被广泛使用。如今,数字听诊器将传统声信号转为电信号,既能可视化展示心肺音信号,又能收集、保存大量临床数据,并通过计算机进行回放、分析,在临床教学及诊断中发挥着重要作用。

随着人工智能快速发展,结合电子听诊器与人工智能算法将有利于快速筛查心脏疾病,在采集大量数据后建立数据库,利用深度学习方法训练海量心肺音数据,从而协助医疗工作者分类正常或异常的心音信号。现阶段,心音智能听诊的临床使用中主要存在以下问题:数字听诊器大多为国外研制设备,价格较为昂贵,部分偏远、医疗资源贫乏地区的普及、推广难度较大,并且国内设备尚未存在能长期临床使用的设备;国内缺乏带标签的大型、规范化心音数据库,因此深度学习算法的研究及开发主要还是基于国外开放的数据库和没有访问权限的部分核心数据库,因此算法的开发及临床应用极易受到限制。

为此,实现心音智能听诊一方面需要相关研究机构进一步研发数字听诊器及人工智能听诊算法,与医疗单位共同落实实际应用研究,制定统一标准,解决在临床实验过程中出现的问题。更重要的,通过多中心医院合作,建设规范、疾病细化的大型数据库为相关算法提供数据支持,使模型能尽快应用于临床诊断,从而实现智能听诊技术在心脏病筛查的大规模应用。

参考文献:

- [1] STEPHANIE M L, DARCY D M. Global impact of respiratory disease [J]. Chest, 2022, 161(5): 1153-1154.
- [2] World Health Organization. World health statistics 2022: monitoring health for the SDGs sustainable development goals[EB/OL]. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240051157>.
- [3] WANG J M. Intelligent diagnosis and hydrodynamics of heart murmur in

- children with congenital heart disease[D]. Zhenjiang :Jiangsu University, 2020.
- 王佳明. 先心病儿童心脏杂音的智能诊断及心音流体力学机理研究[D]. 镇江:江苏大学,2020.
- [4] MONTINARI M R, MINELLI S. The first 200 years of cardiac auscultation and future perspectives[J]. *Journal of Multidisciplinary Healthcare*, 2019, 12: 183-189.
- [5] LI C T, CAO W, YAO Y J, et al. Development and application of isolated wireless electronic stethoscope[J]. *Chinese Journal of Marine Medicine and High Pressure Medicine*, 2022, 29(3):403-406,409.
- 李川涛,曹文,姚永杰,等. 隔离式无线电子听诊器的研制及其应用研究[J]. *中华航海医学与高气压医学杂志*, 2022, 29(3):403-406,409.
- [6] GUO T F. Heart sounds signal's measurement and processing[J]. *North-south Bridge*, 2010(9): 44-46.
- 郭腾飞. 心音信号的测量与处理[J]. *南北桥*, 2010(9): 44-46.
- [7] SPRINGER D B, TARASSENKO L, CLIFFORD G D. Logistic regression-HSMM-based heart sound segmentation[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2016, 63(4):822-832.
- [8] MOUKADEM A, DIETERLEN A, HUEBER N, et al. A robust heart sounds segmentation module based on S-transform[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, 8(3):273-281.
- [9] VARGHEES V N, RAMACHANDRAN K I. A novel heart sound activity detection framework for automated heart sound analysis[J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2014, 13: 174-188.
- [10] YAN Z H, JIANG Z W, MIYAMOTO A, et al. The moment segmentation analysis of heart sound pattern[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2010, 98(2):140-150.
- [11] LIANG H, SAKARI L, IIRO H. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction[C]// *International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society*, 1997: 1630-1633.
- [12] CASTRO A, VINOHOZA T T V, MATTOS S S, et al. Heart sound segmentation of pediatric auscultations using wavelet analysis[C]// *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2013: 3909-3912.
- [13] SEPEHRI A A, GHAREHBAGHI A, DUTOIT T, et al. A novel method for pediatric heart sound segmentation without using the ECG[J]. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2010, 99(1): 43-48.
- [14] LIANG H, LUKKARINEN S, HARTIMO I. Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelope[C]// *IEEE Computers in Cardiology 1997*, 1997: 105-108.
- [15] HU J J. Research on heart sound segmentation algorithm based on EEMD[D]. Nanjing :Nanjing University, 2018.
- 呼俊杰. 基于EEMD心音分割算法的研究[D]. 南京:南京大学, 2018.
- [16] YUENYONG S, NISHIHARA A, KONGPARWECHNON W, et al. A framework for automatic heart sound analysis without segmentation[J]. *Biomedical Engineering Online*, 2011, 10:13.
- [17] NASERI H, HOMAEINEZHAD M R. Detection and boundary identification of phonocardiogram sounds using an expert frequency-energy based metric[J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2013, 41(2): 279-292.
- [18] KUMAR D, CARVALHO P, ANTUNES M, et al. Detection of S1 and S2 heart sounds by high frequency signatures[C]// *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006: 1410-1416.
- [19] VEPA J. Classification of heart murmurs using cepstral features and support vector machines[C]// *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2009: 2539-2542.
- [20] CHEN T E, YANG S I, HO L T, et al. S1 and S2 heart sound recognition using deep neural networks[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2016, 64(2): 372-380.
- [21] LIU Q S, WU X M, MA X J. An automatic segmentation method for heart sounds[J]. *BioMedical Engineering OnLine*, 2018, 17(1):106.
- [22] ZHENG Y N, GUO X M, QIN J, et al. Computer-assisted diagnosis for chronic heart failure by the analysis of their cardiac reserve and heart sound characteristics[J]. *Computer Methods Programs Biomed*, 2015, 122(3): 372-383.
- [23] HADI H M, MASHOR M Y, SUBOH M Z, et al. Classification of heart sound based on S-transform and neural network[C]// *International Conference on Information Sciences Signal Processing and Their Applications*, 2010: 189-192.
- [24] MARAGOUDAKIS M, LOUKIS E. Heart sound screening in real-time assistive environments through MCMC Bayesian data mining[J]. *Universal Access in the Information Society*, 2014, 13: 73-88.
- [25] SHIN H C, ROTH H R, GAO M, et al. Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(5): 1285-1298.
- [26] JETTAKUL A, THAMJARAT C, LIAOWONGPHUTHORN K, et al. A comparative study on various deep learning techniques for Thai NLP lexical and syntactic tasks on noisy data[C]// *2018 15th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering*, 2018: 1-6.
- [27] BING T, LIANG L, QU Y, et al. Video object detection for tractability with deep learning method[C]// *Fifth International Conference on Advanced Cloud & Big Data*, 2017: 397-401.
- [28] TAN C W. Low intensity pressure resistance training on the effect of SHR cardiac function and mechanism research[D]. Nanjing: Nanjing Sports Institute, 2020.
- 谭朝文. 低强度加压抗阻训练对SHR心脏功能的影响及机制研究[D]. 南京:南京体育学院,2020.
- [29] BOZKURT B, GERMANAKIS I, STYLIANOU Y. A study of time-frequency features for CNN-based automatic heart sound classification for pathology detection[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2018, 100: 132-143.
- [30] MAKNIKAS V, MAKNIKAS A. Recognition of normal-abnormal phonocardiographic signals using deep convolutional neural networks and mel-frequency spectral coefficients[J]. *Physiological Measurement*, 2017, 38(8):1671-1684.
- [31] NILANON T, PURUSHOTHAM S, YAN L. Normal/abnormal heart sound recordings classification using convolutional neural network[C]// *2016 Computing in Cardiology Conference*, 2017: 585-588.
- [32] RENNA F, OLIVERIRA J H, COIMBRA M T. Deep convolutional neural networks for heart sound segmentation[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2019, 23(6):2435-2445.
- [33] REN Z, CUMMINS N, PANDIT V, et al. Learning image-based representations for heart sound classification[C]// *Proceedings of the 2018 International Conference on Digital Health*, 2018: 143-147.
- [34] SYED Z H. MIT automated auscultation system[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2003.
- [35] SYED Z, LEEDS D, CURTISS D, et al. A framework for the analysis of acoustical cardiac signals[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(4): 651-662.
- [36] SCHMIDT S E, HOLST-HANSEN C, GRAFF C, et al. Segmentation of heart sound recordings by a duration-dependent hidden Markov model[J]. *Physiological Measurement*, 2010, 31(4): 513.
- [37] SCHMIDT S E, HOLST-HANSEN C, HANSEN J, et al. Acoustic features for the identification of coronary artery disease[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2015, 62(11): 2611-2619.

- [38] SCHMIDT S E, TOFT E, HOLST-HANSEN C, et al. Noise and the detection of coronary artery disease with an electronic stethoscope [C]// 2010 5th Cairo International Biomedical Engineering Conference, 2010: 53-56.
- [39] PAPADANIIL C D, HADJILEONTIADIS L J. Efficient heart sound segmentation and extraction using ensemble empirical mode decomposition and kurtosis features[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2013, 18(4): 1138-1152.
- [40] NASERI H, HOMAINEZHAD M R. Detection and boundary identification of phonocardiogram sounds using an expert frequency-energy based metric[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2013, 41(2): 279-292.
- [41] NASERI H, HOMAINEZHAD M R, POURKHAJEH H. Noise/spike detection in phonocardiogram signal as a cyclic random process with non-stationary period interval [J]. Computers in Biology and Medicine, 2013, 43(9): 1205-1213.
- [42] MOUKADEM A, DIETERLEN A, HUEBER N, et al. Localization of heart sounds based on S-transform and radial basis function neural network [C]// 15th Nordic-Baltic Conference on Biomedical Engineering and Medical Physics, 2011: 168-171.
- [43] MOUKADEM A, DIETERLEN A, HUEBER N, et al. A robust heart sounds segmentation module based on S-transform [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2013, 8(3): 273-281.
- [44] TANG H, LI T, PARK Y, et al. Separation of heart sound signal from noise in joint cycle frequency-time-frequency domains based on fuzzy detection [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(10): 2438-2447.
- [45] TANG H, LI T, QIU T. Noise and disturbance reduction for heart sounds in cycle-frequency domain based on nonlinear time scaling [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009, 57(2): 325-333.
- [46] TANG H, LI T, QIU T, et al. Segmentation of heart sounds based on dynamic clustering [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2012, 7(5): 509-516.
- [47] SAMIEINASAB M, SAMENI R. Fetal phonocardiogram extraction using single channel blind source separation [C]// 2015 23rd Iranian Conference on Electrical Engineering, 2015: 78-83.
- [48] DAUD N F, SHARIF Z. Effect of listening to the Al-quran on heart sound [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 341: 12023.
- [49] THIYAGARAJA S R, DANTU R, SHRESTHA P L, et al. A novel heart-mobile interface for detection and classification of heart sounds [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 45: 313-324.
- [50] BHASKAR A. A simple electronic stethoscope for recording and playback of heart sounds [J]. Advances in Physiology Education, 2012, 36(4): 360-362.
- [51] DWIVEDI A K, IMITIAZ S A, RODRIGUEZ-VILLEGAS E. Algorithms for automatic analysis and classification of heart sounds—a systematic review [J]. IEEE Access, 2018, 7: 8316-8345.
- [52] MUQRI M R, CHNG S E, MUQRI F, et al. Normal and abnormal EKGs and heart sounds [C]// 2012 ASEE Annual Conference & Exposition, 2012: 25. 980. 1-25. 980. 19.
- [53] D'ANGELO K, VARGAS J, VERMA G, et al. Are computer-derived interpretations of electrocardiograms predictive of clinically significant cardiac abnormalities on transthoracic echocardiograms? [J]. Journal of the American College of Cardiology, 2020, 75: 1907.
- [54] MEHTA S, AVILA J, NIKLITSCHKEK S, et al. Countdown to physician-free EKG interpretation [J]. European Heart Journal, 2020, 41: ehaa946. 1832.
- [55] LIN X, ZHANG X, LIU J H, et al. Investigation and analysis on the current situation of heart sound auscultation and training needs of medical students [J]. Basic Medicine and Clinical Medicine, 2021, 41(12): 1856-1859.
- 林雪,张潇,刘继海,等. 医学生心音听诊现状和培训需求调查分析 [J]. 基础医学与临床, 2021, 41(12): 1856-1859.
- [56] PENGEL L K D, ROBBERS-VISSER D, GROENINK M, et al. A comparison of ECG-based home monitoring devices in adults with CHD [J]. Cardiology in the Young, 2022, 7: 1-7.
- [57] VASUDEVAN R S, NEAJAT-HAIEEM M A, MAHADEVAN A, et al. Assessing changes in stethoscope hygiene during COVID-19: a multi-center cross-sectional study [J]. Journal of Hospital Infection, 2022, 127: 1-6.
- [58] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1505.04597>.
- [59] GORDIENKO Y, GANG P, HUI J, et al. Deep learning with lung segmentation and bone shadow exclusion techniques for chest X-ray analysis of lung cancer [C]// International Conference on Computer Science, Engineering and Education Applications, 2018: 638-647.
- [60] SHARAN T S, BHATTACHARJEE R, SHARMA S, et al. Evaluation of deep learning methods (DNCNN and U-net) for denoising of heart auscultation signals [C]// 2020 3rd International Conference on Communication System, Computing and IT Applications, 2020: 151-155.
- [61] BABU K A, RAMKUMAR B. Automatic recognition of fundamental heart sound segments from PCG corrupted with lung sounds and speech [J]. IEEE Access, 2020, 8: 179983-179994.
- [62] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [63] BAHDANAU D, CHO K, BENGIO Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1409.0473>.
- [64] XU K, BA J, KIROS R, et al. Show, attend and tell: neural image caption generation with visual attention [C]// International Conference on Machine Learning, 2015: 2048-2057.
- [65] YIN W, SCHUTZE H, XIANG B, et al. ABCNN: attention-based convolutional neural network for modeling sentence pairs [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1512.05193>.
- [66] ZHAO M, ZHONG S, FU X, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(7): 4681-4690.
- [67] HOANG M T, YUEN B, DONG X, et al. Recurrent neural networks for accurate RSSI indoor localization [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 10639-10651.
- [68] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNIK J, et al. LSTM: a search space odyssey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 28(10): 2222-2232.
- [69] ZHANG D, TIAN L, HONG M, et al. Combining convolution neural network and bidirectional gated recurrent unit for sentence semantic classification [J]. IEEE Access, 2018, 6: 73750-73759.
- [70] ZOU J C. Based on the breath should lung auscultation research and application of deep learning [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021.
- 邹佳成. 基于深度学习的呼吸应肺病听诊研究与应用 [D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [71] DU K. Based on the deep study and migration of lung sound recognition method research [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2019.
- 杜慷. 基于深度学习和迁移学习的肺音识别方法研究 [D]. 天津: 河北工业大学, 2019.